

ビジョンセンサと触・近接覚センサを用いた深層学習による

組み立て作業の獲得

60200127 山田貴哉

発表日 2019/07/18

1 教員質問

1.1 （土橋先生）シミュレーションを行う上で、対象物体の物理特性の表

現が重要になるが、どのような物理エンジンを使うのか

物理エンジンに関しましては、強化学習のフレームワークが利用できるか、といった点を重視した上で、物理特性の再現性が高いものを選択しようと考えています。現在は、pybullet という物理エンジンを使用する予定です。しかし、シミュレーションでは現実の環境を完全には再現できないため、シミュレーション内の対象物体の物理パラメータなどをランダム化し学習することで現実の環境にも対応した動作が獲得できるのではないかと考えています。

1.2 （中嶋先生）パソコンの組付けの作業はケーブルなどを含めるのか、

作業によって難易度も変わるため、作業をもっと区切るべきではない

か

ケーブルが存在する作業も検討したいとは考えていますが、柔軟物のシミュレーションでの表現は難しいため、今後どのように学習を進めるのか考えていきたいと思っています。また、対象とする作業について、どのような作業を想定し、どのようにタスクを区切るのか、もう少し細かく設定すべきだと考えています。まずは、再利用性の高い作業（物体の把持など）から段階を分けて学習を進めたいと思います

1.3 （松井先生）接触センサのターゲットを具体的に

接触センサは、視覚情報の欠落の補完や、作業中の力の調整に役立つのではないかと

と考えています。

2 学生質問

2.1 シミュレーションはどのようにモデル化するのか，その展望は

ロボットのモデルとしては，研究室で扱っているビジョンセンサを備えた双腕ロボットをモデル化する予定です。また，ハンドの機構は複雑な作業を想定するため三指ハンドなどの多指ハンドに変更してモデル化し，指先に触・近接覚センサを搭載したモデルを作成する予定です。なお，ハンドの機構に関しては別の学生が設計しているため，そちらの設計が完了したのちハンドのモデルはさし換えようと考えています。

2.2 学習に用いるフレームワークは何を採用する予定か

強化学習用のシミュレーション環境としては OpenAI Gym を用い，物理エンジンは pybullet を使用する予定です。深層学習用のフレームワークとしては，Cainer を使用する予定です。

2.3 見えない作業とは具体的に何があるか

見えない作業として，パソコンなどの機械の組み立てなど，ケース内で部品をはめ込むような作業が考えられます。

2.4 それぞれのセンサからの特徴量はどのように処理し，学習するのか

まずビジョンセンサに関しては，CNN を用いて強化学習に必要な特徴量（物体の位置姿勢など）を抽出し，強化学習の状態として与えることを考えています。触・近接覚センサの特徴量に関しては，得られた情報をそのまま強化学習の状態として与えるか，深層学習により学習に必要な特徴を抽出するか，現在検討段階です。ただ，深層学習により教師なしでロボットの行動学習に必要な特徴量を抽出し，強化学習を行うような研究があるため，そちらを参考にしようと考えています。

2.5 近接覚センサで得られる情報は物体の有無だけか，距離も検出できる

のか，メリットとデメリットは何か

近接覚センサは，接触前数センチでの近接距離を検出するセンサです。投射した光の反射強度から距離を検出することができますが，高精度に検出できるとはいいいがたいです。

2.6 組み立ての対象部品は具体的にどのようなものを扱うのか

対象部品として、CPU やメモリー、HDD などを扱い、PC ケース内に取り付ける作業を考えています。また、ケーブルやネジを取り扱うことも考えているが、不定形物体のシミュレーションでの再現が難しく、ネジ締めなどの作業の難易度が高いといった点から、どのようにスキルを獲得するか今後検討していきたいと思っています。

2.7 部品とハンドの干渉に関しては考慮しているのか

部品とハンドの干渉を避けるために、触・近接覚センサの情報を利用しようと考えています。

2.8 作業の良し悪しはどのように評価するか

作業の評価方法は、強化学習により学習した方策を用いて、タスクの成功率により評価します。また、触・近接覚センサ用いない場合で学習を行い、成功率にどれほど影響が出るのかも評価したいと考えています。

2.9 シミュレーションでは作業の完了をどのように判断するのか

作業の完了というより、タスクにおけるいくつかの行動に報酬を与え、累積報酬が最大となるような作業を探索するような形になるかと思います。

2.10 学習時間はどのくらいかかるのか

実際に学習を行っていないため、判断できません。

2.11 提案法において工夫したポイントは何か

通常、深強化学習によるロボットの行動獲得の際、ビジョンセンサにより学習を行うものが多いです。しかし、視覚的にアクセスできない環境で作業を行うために、触・近接覚センサを導入する、といった点が工夫したポイントです。

2.12 タスクの分解によって 1 つの製品に対するコストの増大は起きないのか

タスクを分解することで、一連の作業をまとめて学習するよりも学習のサンプル数の減少が期待でき、またタスクの組み合わせにより別の行動への応用につながり、再利用性が高くなると考えられます。さらに、1 つの部品によらず、様々な形状の物体を対象に各タスクを学習することを考えているため、コストの増大は起きないと考えています。

2.13 環境のランダム化とは、具体的にどのように設定するのか

環境のランダム化として、対象部品物理パラメータのランダム化や、カメラの視覚情報を様々な色にレンダリングしランダム化することを検討しています。

2.14 触覚センサと近接覚センサを取り付けることで見えない部分の作業が

実現できるのか、ほかのセンサは必要ないのか

センサフィードバック制御によるロボットの制御において、視覚情報の欠落に対し触・近接センサを用いる例がいくつかあります。触・近接覚センサの情報を用いて学習を行うことで、視覚がさえぎられても作業を獲得することが期待できるのではないかと考えています。また、ほかのセンサについては今後学習を進めていく中で検討していこうと考えています。

2.15 深層学習の中で強化学習を選んだ理由は何か、画像認識のみでも十分

ではないのか

深層学習の中で強化学習というより、深層学習と強化学習の組み合わせを考えています。強化学習は環境の状態を入力とし行動を出力するようなエージェントを定式化し、より良い行動を得られるようエージェントのパラメータを学習するような手法です。エージェントの近似に深層学習を用いることで、画像などの高度な状態空間を入力とし学習することができます。しかし、画像情報のみでは必然的に死角が発生してしまうため作業によっては学習が難しくなります。そこで、視覚誤差を補う形で触・近接覚センサの情報を学習に利用しようと考えています。

2.16 CNN の層数はどのような構造のものを使うのか

ニューラルネットの構造については、今後検討していきます。

2.17 ケーブルの動きが予測できないと作業に支障が出るのではないか、解

決策はあるのか

触・近接覚センサの情報によりケーブルとの干渉は避けるような動きを学習できないかと考えています。